

Comparison of Evolutionary Computation for Power Flow Control in Power Systems

李 尚 根[†]
(Sang-Keun Lee)

Abstract - This paper presents an unified method which solves real and reactive power dispatch problems for the economic operation of power systems using evolutionary computation such as genetic algorithms(GA), evolutionary programming(EP), and evolution strategy(ES). Many conventional methods to this problem have been proposed in the past, but most of these approaches have the common defect of being caught to a local minimum solution.

The proposed methods, applied to the IEEE 30-bus system, were run for 10 other exogenous parameters and composed of P-optimization module and Q-optimization module. Each simulation result, by which evolutionary computations are compared and analyzed, shows the possibility of applications of evolutionary computation to large scale power systems.

Key Words : Genetic Algorithms(GA), Evolutionary Programming(EP), Evolution Strategy(ES), P-optimization, Q-optimization

1. 서 론

전력계통의 경제운영은 유효 및 무효전력 배분으로 구성된다. 유효전력 배분은 발전기 유효전력 출력을 조정하여 연료비를 최소화하는 것이고, 무효전력 배분은 발전기 단자 전압, 변압기 탭 및 조상설비를 조정하여 계통전압을 허용범위 안에 유지하면서, 계통 유효전력손실을 최소화하는 것이다. 이들 문제를 풀기위한 종래의 탐색방안들은 주로 기울기법에 근거하고 있기 때문에 함수의 연속성 및 미분가능 조건이 필요하며 국부적 최적해를 탐색하는 경향이 있다 [1,2,6]. 특히, 무효전력 배분은 변수들이 상호 연관되어 있어 유효전력 배분보다 해를 탐색하기가 어려우며, 전압크기와 위상각의 변화가 유효전력 및 무효전력에 각각 영향이 미치지 않는다고 가정하여 전압에 대한 목적함수의 기울기를 탐색방향으로 사용한다. 또한, 전압위상각 변화는 유효전력을 변화시키며, 계통 유효전력손실에 영향을 미친다. 그러므로, 무효전력 문제에 있어서 기울기법을 사용하는 것은 탐색방향 설정에 오류가 있을 수 있고, 계통이 대규모화됨에 따라 발산할 가능성이 있다.

본 연구에서는 유전알고리즘, 진화계획법 및 진화기법과 같은 진화연산을 이용하여 유효전력 배분을 고려한 무효전력 배분 방안을 제시하였다. 탐색방안은 발전비용 최소화(P-optimization) 과정과 유효전력손실 최소화(Q-optimization)

과정의 반복으로 구성되었다. 각 진화연산의 방안들에 대하여 외부파라미터 값을 다양하게 변화시키면서 유효 및 무효전력 최적배분을 하였으며, 그 결과로 부터 각 방안의 특성을 비교 분석함으로써 전력계통에 있어서 최적화 문제에 대한 적용방향을 제시하였다.

2. 문제의 정식화

최적화 과정은 유효전력최적배분과 무효전력최적배분의 두단계로 구성된다. 유효전력배분 과정에서 탐색되는 발전비용의 최소점은 무효전력배분 과정에 의하여 결정된 유효전력손실에 대하여 큰 변화를 보이지 않지만, 무효전력배분 과정이 탐색하는 유효전력손실 최소점은 유효전력배분에 의하여 결정된 유효전력값에 상당히 민감하다. 본 연구에서의 최적배분과정은 연료비 최소화를 주목적으로 하고 있다. 최적화의 순서는 그림 1과 같다.

절차 1 : 기준상태에서의 발전비용 및 송전선로 유효전력손실 계산

절차 2 : 유효전력 최적배분에 의한 최소 연료비점 탐색 (P-optimization)

절차 3 : 유효전력 재배분상태에서의 가능한 최소 손실점 탐색(Q-optimization)

절차 4 : 절차 2와 절차 3을 반복하여 최소손실점과 최소 연료비점이 수렴되었을 경우, 종료.

[†] 교신저자, 正會員 : 國立原州大學 電氣科 副教授 · 工博

E-mail : sklee@sky.wonju.ac.kr

接受日字 : 2005年 2月 24日

最終完了 : 2005年 4月 15日

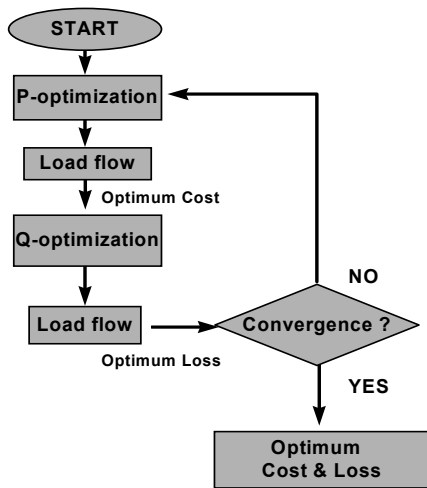


그림 1 최적화 과정의 연산 순서
Fig. 1 Computational sequence of optimization

2.1 유효전력 최적배분

목적함수는 발전비용 최소화로 식 (1)과 같으며 발전기 모선의 유효전력을 제어변수로 하여 슬랙모선의 유효전력이 식 (2)의 제약조건을 만족하는 상태변수가 되도록 구성하였다[7].

$$Min \sum_{j=1}^N f_j(P_{gj}) \tag{1}$$

$$s.t. P_{gs} = P_D + P_{loss} - \sum_{j=1, j \neq S}^N P_{gj}$$

$$f_j(P_{gj}) = a_j + b_j P_{gj} + c_j P_{gj}^2 \tag{2}$$

여기서, f_j : j 번째 발전기의 연료비

P_{gj} : j 번째 발전기의 유효전력

P_{gs} : 슬랙모선 발전기의 유효전력

P_D : 부하의 유효전력

P_{loss} : 송전선로 유효전력 손실

$P_{gj, min}$: 발전기 유효전력 하한값

$P_{gj, max}$: 발전기 유효전력 상한값

a_i, b_i, c_i : 연료비 계수

2.2 무효전력 최적배분

유효전력 최적배분결과를 초기상태로하고, 송전선로의 유효전력손실 최소화를 목적함수로하여 무효전력 최적배분 문제를 정식화하면 식 (3)과 같다.

$$Min P_{loss}(x, u) = \sum_{k=1}^{nl} G_{k(i, j)} [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\Theta_i - \Theta_j)]$$

$$s.t. \begin{aligned} u_{min} &\leq u \leq u_{max} \\ x_{min} &\leq x \leq x_{max} \\ h(x, u) &= 0 \end{aligned} \tag{3}$$

u (제어변수) : 발전기 전압크기, 변압기 탭 및 병렬콘덴서 용량

x (상태변수) : 부하모선 전압크기, 발전기 무효전력출력

u_{max}, u_{min} : 제어변수의 상·하한값

x_{max}, x_{min} : 상태변수의 상·하한값

$G_k(i, j)$: 모선 i 와 j 사이에 연결된 선로 k 의 콘덕턴스

V_i, V_j : 모선 i 와 j 의 전압크기

Θ_i, Θ_j : 모선 i 와 j 의 전압위상각

$h(\cdot)$: 무효전력 조류방정식

따라서 식 (3)은 부하모선의 전압과 무효전력을 일정범위 안에 유지하면서 발전기 단자전압과 변압기 탭비 및 병렬콘덴서의 투입량을 조정하여 송전선로의 유효전력손실을 최소화한다.

3. 진화 연산

3.1 진화 연산의 특성 분석

진화연산은 자연계의 유전현상과 진화원칙에 근거를 둔 확률적 최적화 알고리즘으로서 크게 유전알고리즘(GA), 진화계획법(EP) 및 진화기법(ES)으로 분류된다. 진화 연산은 목적함수 값만을 정보로 사용하므로 함수의 연속성 및 미분가능성에 대한 조건이 필요 없다. 또한 확률적 방법에 의한 탐색을 함으로써 전역적해를 탐색하는 강력한 수렴특성을 갖는다.

GA가 교차에 비중을 두어 진화하는 반면, EP와 ES는 돌연변이에 의해 발생된 자식과 부모와의 경쟁에 비중을 두어 진화한다. 제약 조건을 만족시키기 위해 GA는 일반적으로 페널티함수를 도입하는 반면, EP와 ES는 미리 정한 횟수이상 연속으로 제약을 어긴 개체를 도태시킨다. 변수 표현 방법에 있어서도 GA는 일반적으로 2진 스트링 또는 실변수로 코딩하는 반면, EP와 ES는 항상 실변수로 코딩한다. 그 외에도 GA가 룰렛 휠에 의한 확률적인 선택과정을 사용하여 선택하는 반면, EP와 ES는 확률적 토너먼트방식에 의한 비교적 결정적인 선택을 취한다. 한편, EP와 ES는 많은 유사성을 갖지만 ES는 재결합 연산자를 사용함으로써 더 빠른 수렴특성을 보인다. 최근에는 각 알고리즘이 점차 유사해지는 추세에 있다[3,4,5].

3.2 유전알고리즘

계산시간과 수렴특성을 향상시키기 위하여 본 연구에서는 유전자를 실수로 구성하였다[3,8]. 정식화된 문제는 페널티 함수를 이용하여 식 (4)와 같이 제약이 없는 최소화 형태로 변형될 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Min } P(x, u) \\ = P_{\text{loss}}(x, u) + \mu \sum [\max \{0, g(x, u)\}]^2 \quad (4) \\ g(x, u) = \begin{cases} 0 & u \text{와 } x \text{가 상하한 범위내} \\ k^2 & u \text{와 } x \text{가 상하한 범위의} \end{cases} \end{aligned}$$

k 는 제약을 위반한 변수의 상한 또는 하한치에서 벗어난 크기이다. 식 (1)과 (4)의 최소화 문제는 식 (5)와 같이 목적 함수의 역을 취하여 적합도 최대화 문제로 변형시킬 수 있다[1]. 이것은 유전알고리즘에서 일반적으로 적합도의 최대화를 기본으로 하기 때문이다.

$$\text{Fitness}(A) = \frac{1}{P(x, u)} \quad (5)$$

유전알고리즘에 의한 최적화 절차는 다음과 같다.

- 절차 1 초기화**
개체의 유전자는 변수의 상하한 범위내에서 랜덤하게 발생.
- 절차 2 적합도 평가**
개체의 유전자를 이용하여 적합도 평가 (P-optimization 모듈에서는 식 (1)의 역을 적합도로 사용하고 Q-optimization 모듈에서는 식 (4)의 역을 적합도로 사용함).
- 절차 3 수렴판정**
최대세대이면 종료하고, 아니면 절차 4로 감. 이것은 평가함수의 값이 일정세대를 경과하는 동안 변하지 않고 같은 값으로 유지될 때를 수렴조건으로 하는 것은 조기 수렴의 위험이 있기 때문이다.
- 절차 4 개체의 스트링 조작**
복제, 교차 및 돌연변이를 사용하여 개체를 향상시킴.

3.3 진화 계획법

진화계획법은 평가함수를 최소화하기 때문에 식 (6)과 같이 목적함수를 그대로 취하여 최소화 문제를 다룬다. 또한 미리정한 횟수 이상 제약조건을 만족하지 않는 개체를 재발생하므로 페널티함수를 포함하지 않는다[3].

$$\text{Fitness} = P_{\text{loss}}(x, u) \quad (6)$$

진화계획법에 의한 최적화 절차는 다음과 같다.

- 절차 1 초기화**
각 개체의 유전자는 변수의 상하한 범위내에서 랜덤하게 발생시켜 주며 제약을 만족하지 않는 개체

는 재발생.

- 절차 2 제약조건 적용 및 적합도 평가**
각 개체를 이용하여 조류계산을 행한 후 적합도를 평가하고, 미리정한 횟수이상 제약을 만족하지 못하는 개체는 재발생시켜 적합도를 평가함(P-optimization 모듈일 때는 식 (1)을 적합도로 사용하고 Q-optimization 모듈에서는 식 (4)를 적합도로 사용함).

- 절차 3 수렴판정**
최대세대이면 종료하고 아니면 절차 4로 감. 이것은 평가함수의 값이 일정세대를 경과하는 동안 변하지 않고 같은 값으로 유지될 때를 수렴조건으로 하는 것은 조기 수렴의 위험이 있기 때문이다.

- 절차 4 돌연변이 과정**
식 (7)는 돌연변이와 난수 z 의 표준편차를 결정한다.

$$\begin{aligned} \hat{p}_n &= p_n + \alpha_i \cdot \sigma_n \cdot z \cdot k(z) \\ \sigma_n &= \sqrt{\beta_n \cdot F(p_n) + \gamma_n} \quad (7) \end{aligned}$$

α_i 는 크기조정 파라미터로서 각 유전자의 상하한 쪽의 크기에 비례하는 값이다.

z 는 정규분포 특성을 갖는 난수이며,

$$k(z) = \begin{cases} \cos 2\pi z & i = 1 \\ \sin 2\pi z & i = -1 \end{cases}, \quad i = (-1)^k,$$

k 는 난수를 사용하는 횟수이다. 함수 $k(z)$ 는 탐색의 방향이 음 또는 양의 방향으로 이루어지게 하며, 유전자의 변이 크기에 랜덤성을 준다.

- 절차 5 경쟁과 선택**
식 (8)은 경쟁 및 선택 방식을 나타낸다.

$$w_j = \frac{1}{\sum_{i=1}^q 1_{R^+}(F(s_j) - F(s_{ui}))}, \quad \forall j = 1, 2, \dots, 2N \quad (8)$$

여기서, u_i 는 영역 $[1, 2N]$ 에서 균일분포특성을 갖는 무작위 정수이고, $1_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases}$ 이며 $R^+ = \{x \in \mathbf{R} \mid x \geq 0\}$ 이다. 개체 s_j 는 적합도를 계산할 개체이고 s_{ui} 는 전체 개체 중에서 임의로 선택된 개체이다. 이때 개체 s_j 는 적합도에 근거하여 임의로 선택된 q 개의 개체 s_{ui} 와 경쟁한다. 그러므로 w_j 는 j 번째 개체가 무작위로 선택된 q 개의 개체에 대한 경쟁에서 승리한 횟수를 나타낸다[4,5]. 이때 q 는 외부파라미터로서 q 를 크게 선택해 줄수록 결정적인 선택과정이 이루어지고 작게 할수록 확률적 선택과정이 이루어진다.

3.4 진화 기법

진화기법은 일반적으로 경쟁 방식에 따라 $(\mu + \lambda)$ -ES 와 (μ, λ) -ES로 나뉜다. $(\mu + \lambda)$ -ES는 μ 개의 부모가 λ 개의 자식을 생성한 후 총 $(\mu + \lambda)$ 개만큼의 개체들이

경쟁을 하여 다음 세대의 개체로서 원래의 개체수인 μ 개만큼의 개체를 선택한다. 일반적으로 자식만의 경쟁을 통해 다음 세대의 개체를 선택하는 (μ, λ) -ES 보다 $(\mu + \lambda)$ -ES가 더 우수한 수렴특성을 지니므로 본 연구에서는 $(\mu + \lambda)$ -ES를 사용하였다. EP와 비교했을 때, ES는 확률적 방식으로 선택된 부모들을 재결합하여 자식을 생성한다 [3,4]. 진화기법을 이용한 최적화 절차는 재결합연산자를 이용한다는 점 이외에는 진화계획법에서의 절차와 동일하다.

4 사례연구

본 연구에서는 GA, EP, 및 ES와 같은 진화연산을 이용하여 전력계통의 경제배분과 부하모선의 정격전압유지를 위한 통합된 유효 및 무효전력 최적배분 방안을 제시하였으며, 그 효용성을 입증하기 위하여 IEEE 30 모선 모델 계통에 적용하였다.

GA, EP, 및 ES의 개체 수는 50개로 하였고, 최대세대는 40세대로 하였다. 또한 각 진화연산의 외부파라미터들을 일정 크기로 변화시키면서 모의 실험을 한 결과를 구하여 각 탐색방안의 수렴특성, 수렴의 정확도 및 외부파라미터에 대한 강인성을 분석하였다.

유효전력 배분과 무효전력 배분에 대한 각 변수들의 상하한 범위는 표 1과 표 2와 같다.

표 1 발전기 유효전력 상하한치(MW)

Table 1 Limits of unit power output(MW)

	P1	P2	P5	P8	P11	P13
MIN	95	40	15	10	10	12
MAX	190	85	70	35	35	40

표 2 무효전력 배분 제어 및 상태변수 상하한치[p.u]

Table 2 Limits of variables for reactive dispatch[p.u]

	발전기전압	변압기탭	병렬콘덴서	부하모선 전압
MIN	0.95	0.9	0.0	0.95
MAX	1.1	1.1	0.5	1.05

각 발전기의 연료비 곡선은 2차 다항식으로 근사화하였으며, 표 3에 각 발전기의 연료비 곡선의 계수를 나타내었다. 표 4에서는 본 연구에서 모의실험한 외부파라미터 값들의 범위를 나타내었다. 표 5에서는 각각의 진화연산을 유효 및 무효전력 최적배분에 적용한 결과로서, 각 발전의 유효전력, 총 유효전력 발생량, 전송손실 및 연료비용을 나타내었다. 각 발전기의 유효전력은 표 1의 유효전력 상하한치를 만족하였으며, 발전비용의 절감과정에서 유효전력손실은 증가하였다.

표 3 발전기의 연료비 계수

Table 3 Fuel cost coefficients of units

	Unit 1	Unit 2	Unit 3	Unit 4	Unit 5	Unit 6
ai	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
bi	2.00	1.75	1.00	3.25	3.00	3.00
ci	0.00375	0.0175	0.06250	0.00834	0.02500	0.025

표 4 진화연산의 외부 파라미터

Table 4 Parameters of evolutionary computation

방법	개체수	교차확률	돌연변이 확률	β	γ	ρ
GA	50	0.2~0.4	0.01~0.1	-	-	-
EP	50	-	-	0.3~0.6	0.0~0.5	10~30
ES	50	-	-	0.3~0.6	0.0~0.6	10~30

표 5 진화연산에 의한 발전기 유효전력출력

Table 5 Real power outputs of generator by evolutionary computation

	Unit1 [MW]	Unit5 [MW]	Unit6 [MW]	Total Gen.[MW]	Loss [MW]	Total Cost[\$/hr]
기준 상태	138.970	17.930	16.910	290.93	7.530	815.00
GA	180.012	12.979	12.367	293.07	9.598	802.53
EP	173.488	13.723	12.007	292.473	9.363	801.62
ES	176.430	12.680	12.142	292.658	9.260	801.58

그림 2는 10개의 다른 외부파라미터 값으로 진화연산에 의한 방안들을 유효 및 무효전력 최적배분에 적용한 결과로써 GA, EP, 및 ES가 각각 평균 802.2, 801.9, 801.3[\$/hr]까지 발전기 연료비를 최소화하였으며 이때 표준편차는 각각 0.411, 0.493, 0.110[\$/hr]이다. 그러므로, 유효전력 배분에 대하여, ES가 가장 정확한 탐색을 하였고 다음으로 EP, GA의 순서였으며, 파라미터변화에 대한 강인성에 있어서는 ES가 가장 우수하고, 미소하게 GA가 EP보다 강인한 것으로 나타났다.

그림 3은 GA, EP 및 ES를 여러 파라미터값에 대하여 유효 및 무효전력 최적배분에 적용하였을 경우의 최소 연료비 탐색과정을 나타내었다. ES가 가장 빠른 수렴 특성을 갖고 있었고 다음으로 EP, GA의 순서로 나타났다.

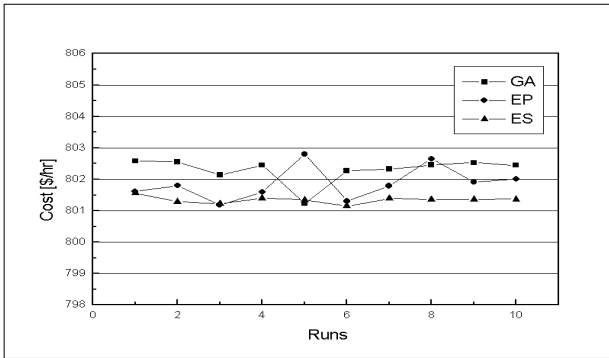


그림 2 외부파라미터값의 변화에 따른 최소연료비
Fig. 2 Changes of costs to exogenous parameters

표 6은 유효 및 무효전력 최적배분에 진화연산을 적용하였을 때, 탐색된 발전기 단자전압, 변압기 탭비 및 병렬콘덴서의 투입량을 나타내었다. 각각의 경우 모두 무효전력배분에 대한 제어변수의 상하한 범위내에서 수렴하였다.

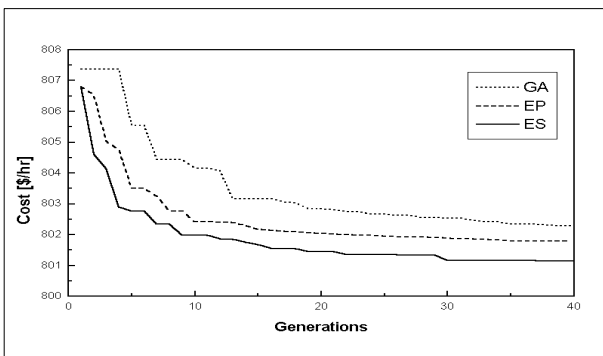


그림 3 연료비 수렴 특성
Fig. 3 Convergence characteristics of cost

표 6 진화연산에 의한 무효전력 제어변수
Table 6 Control variables of reactive power dispatch by evolutionary computation

	V_{G1}	V_{G5}	V_{G11}	V_{G13}	T_1	T_3	T_4	Q_{C10}	Q_{C24}
GA	1.082	1.030	1.055	1.042	1.082	1.029	1.009	0.040	0.099
EP	1.076	1.031	1.037	1.084	0.939	1.036	0.994	0.047	0.405
ES	1.071	1.045	1.019	1.083	0.975	1.034	0.968	0.033	0.473

그림 4는 서로 다른 외부파라미터 값을 가지고 유효 및 무효전력 최적배분을 하였을 경우의 최소유효전력 손실의 분포를 나타내었다. 무효전력배분 과정은 유효전력배분 상태에 따라 민감하게 변화하기 때문에 최소유효전력 수렴특성을 통하여 각 탐색방안의 특성을 분석하기는 어렵다. 수렴의 정확도에 있어서 EP와 ES는 각각 유효전력손실을 평균 9.09[MW]과 9.28[MW]로 최소화한 반면, GA는 평균 9.57[MW]까지 최소화하여 대체로 초기수렴의 경향을 보였다. 또 외부파라미터 변화에 대하여 GA, EP, ES는 최소화된 유효전력 손실의 표준 편차가 각각 0.230, 0.272, 0.0466[MW]으로서 표준편차가 줄어든다는 것은 각 방법의 평균에 대하여 벌어져 있는 정도를 의미하므로 외부파라메

타의 변화에 대하여 해의 변화가 크지 않다는 것을 의미하며 ES가 가장 안정된 수렴 특성을 나타내었다. 그러므로, 외부파라미터 변화에 대한 강인성은 ES, EP, GA의 순서로 우수하다고 할 수 있다.

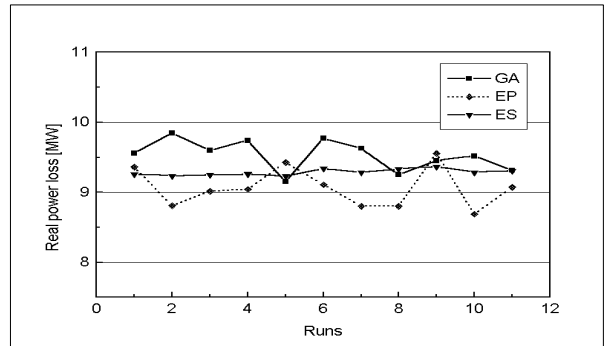


그림 4 외부파라미터 변화에 따른 최소유효전력손실
Fig. 4 Min. real power loss with various exogenous parameters

그림 5에서는 각 진화연산의 방안들의 유효전력 손실 최소화 과정을 나타내었다. 초기 수렴 단계에 있어서는 유효전력배분 상태에 따라 민감하게 변화하다가 점점 수렴해가는 특성을 볼 수 있다. GA를 이용한 경우는 초기수렴 특성이 나타났고, EP와 ES는 거의 동등한 수렴특성을 갖는 것으로 나타났다. 또한, 정식화한 목적함수는 유효전력손실 최소화 및 발전연료비 최소화이다. P-Optimization에서는 발전연료비를 최소화하고 Q-Optimization에서는 유효전력손실을 최소화하기 때문에 유효전력 손실이 최소점으로 다가가지 않는 것이다. 즉 두개의 함수에 대한 타협점을 찾는 것이라 사료된다.

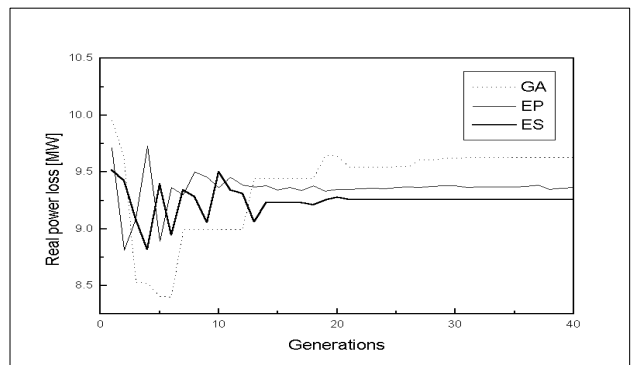


그림 5 유효전력 손실의 수렴 특성
Fig. 5 Convergence characteristics of real power loss

본 연구에서는 진화연산 각각의 특성을 분석하기 위하여 동일한 조건하에서 모의실험을 하였다. 각각의 수렴특성에 상관없이 최대세대로 40세대로 동일하게 하였다. 이때, GA, EP, 및 ES의 계산시간은 각각 280, 293, 302초로서 세대당 소요되는 계산시간은 GA가 적고 다음으로 EP, ES의 순서이다. GA는 제약을 어길 경우 페널티함수를 사용하는 반면 EP와 ES는 제약생을 시켜주기 때문에 더 많은 시간이 소요됨을 알 수 있고, 특히, ES는 재결함연산에 의한 개체들의

조류계산을 하는 부분이 추가되어 있어 EP보다 시간이 더 소요된다. 그러나 최적해를 탐색하기 위해 소요되는 시간은 ES가 가장 적고 다음으로 EP, GA의 순서이다.

ES는 다양한 해를 추구하는 EP의 구조에 재결합 연산자를 추가함으로써 수렴특성, 수렴의 정확도 및 파라미터에 대한 강인성 등에 있어서 더 우수한 특성을 갖게 되었다. EP는 파라미터값의 변화에 대하여 탐색된 연료비 및 유효전력 손실이 상대적으로 더 큰 폭으로 변화하였다. 이러한 단점은 대규모 전력계통에 적용시 파라미터 값을 선정하는데 상당한 어려움이 될 수 있다. 또한, ES와 EP가 돌연변이를 주된 연산자로 사용하는 반면, GA는 교배를 주된 연산자로 사용하고 있는데, 교배 연산자는 특성상 돌연변이 연산자 만큼 유전자 값들에 다양한 변화를 줄 수 없기 때문에 세대가 증가함에 따라 각 개체의 유전자 값들이 서로 유사해져 초기세대에 조기 수렴의 경향을 나타낸다. 그리고 EP와 ES는 부모와 자식 간의 경쟁에 의하여 진화하는 반면에 GA는 부모들만의 경쟁에 의하여 진화하므로 조기수렴에 의한 해의 정확도가 떨어지고 있다.

또한, 그림 3과 5에서 알 수 있듯이 탐색초기에는 최적해 근처로 빠르게 접근하지만 10-20세대 이후에는 탐색해의 변화는 미소하다. 결국 진화연산의 약점은 해의 근처에서 조기수렴에 의한 국소해에 빠질 가능성이 크다는 것이다. 특히, 규모가 큰 계통에 적용시 탐색공간이 상당히 넓어 최적해를 찾는 것은 더욱 곤란하다. 이 문제를 해결하는 유효한 수법의 한가지가 혼합형 진화연산을 사용하는 것이다. 혼합형 진화연산이란 진화연산과 종래의 탐색기법을 조합한 것이다. 국소탐색 능력이 뛰어난 종래의 탐색기법과 혼합으로 탐색함으로써 해의 조기수렴 및 국소점탐색을 방지할 수 있다. 즉, 초기에는 전역적탐색기법인 진화연산에 의하여 탐색을 하여 전역적최적해 근처에 수렴시키고, 그 해를 초기점으로 종래의 국부적탐색법을 이용하여 해를 찾는다면 계산시간을 상당히 단축시킬 수 있으며, 향상된 해를 탐색할 가능성이 더욱 크다. 특히 대규모계통에 적용시 상당한 효과를 얻을 수 있으리라 사료된다.

5. 결 론

본 연구에서는 진화연산을 응용하여 전력계통의 전력조류를 제어하는 최적화 방안을 제시하였다.

목적함수로는 발전비용의 최소화를 고려하는 한편, 계통 전압을 허용범위 안에 유지하면서 발전기 단자전압, 변압기 탭 및 조상설비를 조정하여 계통 유효전력손실을 최소화함으로써 계통운용상태를 향상시킬 수 있었다.

ES의 경우가 수렴의 정확도, 수렴 속도 및 외부파라미터에 대한 강인성에 있어서 가장 우수한 것으로 나타났으며, EP의 경우는 외부파라미터에 대한 수렴의 안정성을 개선할 필요가 있었고, GA의 경우는 파라미터 변화에 대한 안정성 및 조기수렴에 의하여 부정확한 해를 탐색하는 경향이 있었다. 따라서 ES를 이용한 경우가 대규모 전력계통의 최적화 문제에 가장 적합한 것으로 나타났으며, EP 및 GA의 경우는 외부파라미터에 대한 안정성 및 조기수렴 특성을 개선하여 적용할 필요가 있다. 특히, 진화연산의 후반부에 나타나는 조기수렴 및 국소탐색을 방지하기 위하여 국부적 수렴특

성이 강한 신경망이론과 같은 종래의 탐색법을 진화연산에 조합한 2단계 탐색 방안의 개발이 필요하다고 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Q. H. Wu, "Power System Optimal Reactive Power Dispatch using Evolutionary Programming", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No. 3, pp.1243-1248, August 1995
- [2] K. Iba, "Reactive Power Optimization by Genetic Algorithm", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 9, No. 2, pp.685-691, May 1994
- [3] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Second Edition, Springer Verlag, 1992
- [4] T. Bäck, "Evolutionary Programming and Evolution Strategies : Similarities and Differences", Proceedings of the Second Annual Conference on Evolutionary Programming, 1993
- [5] J. R. McDonnell, D. B. Fogel, "Evolutionary programming IV", MIT Press, 1995
- [6] P. H. Chen, "Large-Scale Economic dispatch by Genetic Algorithm, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No. 4, pp.1919-1926, November 1995
- [7] H. T. Yang, "Evolutionary Programming based Economic Dispatch for Units with Non-smooth Fuel Cost Functions", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No. 1, pp.112-117, Feb. 1995

저 자 소 개



이 상 근 (李 尚 根)

1961년 4월 13일생. 1986년 한양대 공대 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1989~1995년 한국전력기술(주) 전기기술처. 현재 원주대학 전기과 부교수.

Tel : 033-760-8422

E-mail : sklee@sky.wonju.ac.kr